

专家系统在 TM 图像分类中的应用

匡霞 陈贻运 戴昌达

(中国科学院遥感卫星地面站)

1989年6月26日收稿

摘 要

提高 TM 图像的分类精度,是图像处理及应用领域中一个很重要的研究课题。本文在总结已有成果基础上,首先利用现有的统计分类技术,对待分类图像进行预分类,并检测出“不确定”像元。然后综合光谱、地理、土壤类型、早期判别结果、目视判读经验等各种知识和信息,充分发挥专家系统的推理判断能力,对“不确定”像元的类别作进一步判别,使得整幅图像的分类精度得到改善。并据此初步建立了一个土地利用的分类系统。试验证明,这种分类方法的精度比仅用单一多光谱信息的统计分类法(最大似然法)提高约 8%。

关键词 遥感 分类 模式识别 专家系统 图像处理

将专家系统引入遥感领域是一个新的研究方向,国内外均有人就图像分类中利用专家系统提出了一些设想并作了初步研究^{[1], [2]}。首先将基于规则的专家系统引入图像识别领域的是 Nagao 和 Natsuyama^[2],他们于 1980 年建立了基于知识的复杂景物航空像片识别系统。该系统偏重于利用结构信息,引入物体的本征空间特征及光谱特征,采用了由知识引导的图像分割技术及有关特征抽取方法,用基于规则的产生式系统做为软件结构,建立了许多物体检测子系统,分类精度有所提高。1984 年, Nazif 和 Levine^[3]利用基于规则的专家系统,在户外景物中分割出均匀的区域和连续的线段。系统在结构上分为低级处理级和高级解释级。每一级都基于知识,不同类型的知识被分别应用于不同的区域。1983 年, Goldberg^[4]等建立了一个基于规则的专家系统,以判读多时相卫星图像。引入时相信息,利用专家系统进行分类。具体应用于林区的森林监测。1985 年, Goldberg^[5]等又设计了一个利用卫星图像修改林相图的层次专家系统,目的是为了估计因采伐导致的森林面积的减少量。该系统中规则库的层次结构很有价值。1984 年, Erikson^[6]设计了一个专家系统,利用辅助地图数据对土地利用进行分类,首先对图像进行非监督分类,而后将分类结果的每一组利用专家系统进行推理,最终确定每一组对应的实际地物类别名称,实为逐类判别。国内也有学者就在景物识别、土地评价、土壤侵蚀、林区树种分类等方面利用专家系统的问题进行了研究。

从上述回顾中可见,该项研究刚刚起步,许多工作只停留在概念设计和方法探讨阶段,而没有实现系统的建立,且数据多为航空像片或 MSS 图像,对 TM 图像的分析极少。

本工作设计并实现了一个能够综合多种信息源、利于基于规则的专家系统对 TM 图像进行土地利用分类的分类系统。并结合具体任务进行了验证。

1) 方有清等,遥感图像分析方法及其在林业中应用的研究,南京林业大学,1986年。

一、系统概述

1. 分类系统原理及构成

利用基于规则的专家系统对 TM 图像进行分类识别的分类系统模块图如图 1。该系统

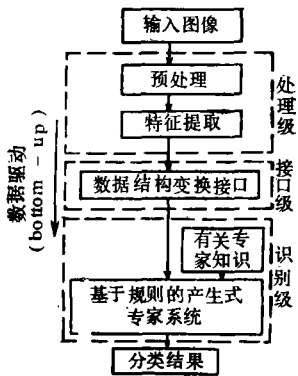


图 1 基于规则的 TM 图像专家分类系统模块图

Fig. 1 Block diagram of rule-based TM Landsat image expert classification system

采用分级结构,分为处理级、接口级和识别级。处理级相应于传统统计分类系统的某些部分。该级不引入任何与像元类别有关的知识。功能为提供图像分类时所需要的特征,如灰度值、形状、纹理、深度、运动及位置等等。特征提取是处理级最重要的任务,使用一般的图像处理技术^{1)[7]}。识别级引入与像元类别有关的各种知识,描述像元的结构特性和类别属性,并最后确定像元的类别。此级中需要解决如何获取知识,如何正确地描述知识(陈述性部分)和如何有效地利用知识(程序性部分)。本系统知识由人工收集获取和准备。知识描述采用产生式规则,表现形式为“IF-THEN (条件-结论)”或“Left-right (左边-右边)”。应用知识的基本准则为:由分类的中间结果,寻找满足条件式的数据,并将该条件成立时所得到的结论补充到中间结果中,直到所有的条件都被测试。为了综合解决上述三个问题,识别级采用基于规则的专家系统做为软件结构。接口级是根据具体任务所需设置的数据结构转换部分。

整个系统的工作过程由控制策略决定,即依据知识和当前分析的中间结果,确定下一步应执行的处理分析。本系统采用“数据驱动”控制策略。从图像的扫描值开始,逐步得到像元类别的比较抽象的符号说明。

根据上述系统的模块结构,结合土地利用分类问题的特点,设计了土地利用识别分类系统(图 2)。分类系统的基本工作过程为:首先对待分类的 TM 图像进行一般的图像预处理,得到可使用的标准图像——原始图像。将原始图像送入统计分类器,作监督分类,得到分类图(预分类)及任一像元属于被分类别的可信度。将原始图像进行变换,得到变换图像,对变换图像也作统计监督分类,相应得到一幅分类图及可信度图像。将两幅分类图进行叠合,选择出类别不同或相应分类可信度低的像元,做为“不确定”像元。将原始图像赋予正确的假彩色,并进行线性变换,得到一幅常规假彩色合成图像。同时,将地形图、土壤图通过数字化技术,生成数字高程图和土壤类型图,由高程图像导出坡度图像和坡向图像。将辅助数据图像与原始图像进行配准,得到校正后的辅助数据集。综合原始图像、变换图像、常规假彩色合成图像、预分类图像及辅助数据图像,通过数据变换接口,把每个“不确定”像元及其类别属性特征和辅助数据送入专家系统,构成专家系统的综合数据库。通过对各种专家知识的收集、处理,合理地进行知识的描述和安排,构成专家系统的知识规

1) 郭德方,卫星数字图像的模式识别,全国第四届遥感学术讨论会论文集, pp.125—130,1987年。

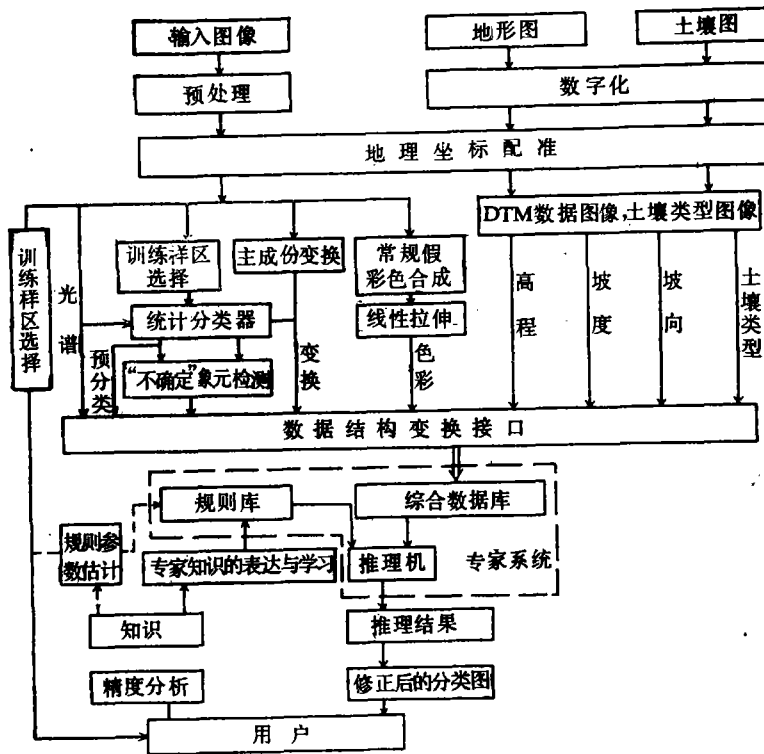


图 2 基于规则的土地利用识别分类系统方框图

Fig. 2 The flowchart of rule-based land use classification system

则库,执行正确的推理过程,利用综合数据库的数据和规则库中的知识,判断出每个像元的类别,直至所有“不确定”像元均被判别。修正原始的分预分类图,最后得到新的分类图。至此,完成基于规则的 TM 图像土地利用识别分类系统的功能。

简言之,将输入的 TM 图像通过处理级得到描述像元类别属性的某些特征,收集并获取有关专家知识及辅助数据集。可用数据变换接口,将特征及辅助数据变为具有专家系统能接受的数据结构形式的数据,并将其送入基于规则的产生式专家系统,依据专家知识,通过专家系统的推理与判断,确定每一像元的类别,完成图像的自动分类识别。

2. 专家系统的概念设计

本系统采用基于规则的产生式专家系统,由综合数据库,规则库和推理机三部分构成^[8]。

综合数据库(图3)为数据存贮机构^[9],存放有待分析问题的一切原始事实数据、中间分析结果及最后结论。该关系数据库分为事件区与事实区。事实区存放已经获得的原始信息或称事实,它实际上是需由专家系统推理判断、进行分类的所有“不确定”像元及其类别属性事实的集合。表征像元类别属性的事实数据由处理级得到,并经数据结构转换接口传送到综合数据库中。任一像元的类别属性事实包括光谱特征、色彩特征、预分类类别、

DTM 数据、土壤类型数据和中间事实等方面,中间事实是推理的中间结果,可变化。事

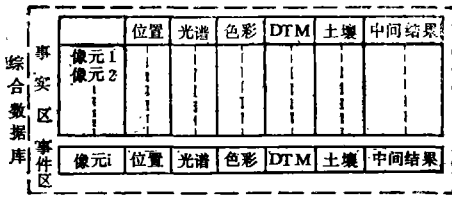


图 3 综合数据库结构示意图

Fig. 3 Diagram of data base structure

件区存放专家系统当前所关注的像元的事实及中间事实。在推理时,专家系统顺序从事实区中调任一像元到事件区中判断。

规则库存放判断推理所需知识,是规则的集合^[10]。知识的表达形式为规则,产生式规则的基本形式为 IF-THEN。知识为人工收集,主要由专家提供及统计得到。具体应用时所需知识不同,规则的内容、规则间的关系、规则库的结构也不同。规则

库建立的基本原则是尽可能实现各方面的优化。为此,本工作中采用了层次与子系统结构形式的规则库(图 4)。

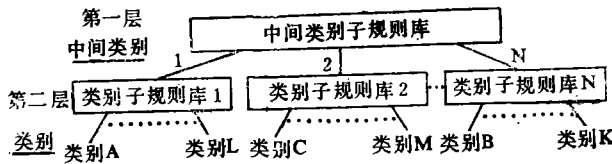


图 4 层次子规则库结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of herarchical sub-rule base structure

层次的划分是从知识内容角度考虑的,而子系统是从使用知识的角度考虑的。首先由一中间子规则库将像元分为某一中间类别,然后再通过各类别之规则库将像元的类别确定,中间类别又称为指针。每一中间类别包括几个最终类别。第一层利用了各最终类别属性上的相似性,第二层则利用了相异性。这种规则库结构,可大大节省搜索时间,减少竞争,加快了推理速度。

推理机的功能是完成专家系统的推理判断,即把当前系统关注的事件拿到规则库内进行匹配,根据描述该事件的事实(或假设),在规则库中选择最佳匹配规则,并执行之。推理机为连接综合数据库与规则库的桥梁。本系统采用前向推理,对当前事件区的像元,首先进行中间类别判断的正向推理,并将中间类别存入中间事实单元。由中间类别做指针,调入相应的子规则库,进行类别判断的正向推理,得出该像元的所属类别。由于本专家系统规则库采用分层结构,故选择、匹配、动作推理的三步骤需进行两次。

以上三部分的有机结合,就构成了土地利用分类专家系统。

二、专家系统的具体建立

1. 各种知识的收集

目前可利用的分类信息主要有,(1) TM 图像数据,7 个波段,表征像元的光谱特

征¹⁾。由光谱特征经变换得到组合光谱特征、色彩特征。(2) 地形信息,由地形图得到DTM数据,表征像元的高程、坡度、坡向特征。(3) 土壤信息,表征像元土壤类型的的数据。(4) 早期判别结果——预分类图像数据。(5) 专家知识,各领域的专业知识,如光谱知识、土壤知识、地理知识、色度学知识及目视判读人员的经验知识等。

上述知识可分为辅助数据集和专家知识两个方面。辅助数据集包括 DTM 数据,DTM 数据利用地形图通过数字化技术得到。本工作使用的是 1982 年版的比例尺为 1:5 万的地形图。采用手工跟踪等高线输入方式进行数字化,得到试验区的高程数字图像,进而导出坡度、坡向数字图像及与原始图像配准时所需的控制点图像。具体工作使用 GIS 中的 ARC/INFO 软件系统及 TIN 软件包完成。辅助数据集还包括土壤类型数据,其获取是根据试验区 1984 年绘制的 1:10 万土壤类型图,将其数字化,得到土壤类型图像,方法与地形信息相同。通过配准及分级后,就得到专家系统可利用的辅助信息(图版 I 图 5 和 6)。辅助数据集中另一主要信息为时相信息,通过对原始图像进行 bayes 分类^[4]可得到分类图及可信度图(图版 I 图 7)。

专家知识包括地域知识、光谱知识、色彩知识、地理知识、土壤知识、目视判读专家经验及有关知识。光谱知识是充分研究并利用 TM 图像的光谱特性,通过统计方法收集到的。这里侧重利用了像元各波段光谱数据的变化趋势对地物类别的决定性。同时,我们还研究了利用主成分变换得到的变换图像,利用各主成分分量反应地物属性的特性帮助分类。色彩知识及目视判读知识是判读专家常用的,对分类很有效,通过人工收集得到。土壤、地理等其它知识也是由各类专家收集得来的。

2. 综合数据库的建立

表征像元土地利用类别属性的信息为光谱特征、色彩特征、预分类结果、DTM 数据和土壤类型数据。其中光谱特征由两部分组成,一部分为 TM 图像 7 个波段的光谱值,另一部分为原始图像通过主成分变换所得主成分分量的集合。色彩特征是依据 TM 图像常规假彩色合成图像得来的,由 R, G, B 三个分量组成。

获得所有特征后,即可进行“不确定”像元的检测。首先我们对压缩后的主成分图像进行监督分类,得到相应的分类图像及可信度图像。将预分类图像及该分类图像进行叠合,选出其中可信度低或两次分类类别不一致的像元,作为“不确定”像元,通过数据转换接口,利用各种特征图像,构成综合数据库。

3. 知识规则库的建立

首先确定每一类别各方面特性的典型描述实例(参数值描述),如图 8,然后对所有各类别特性的典型实例进行分析,确定出中间类别,构成中间规则。而后构成相应的子规则库。本系统共分四个中间类别。规则库中任一规则的形式均为:

IF (类别特性描述的结构语言描述)

THEN (类别判断结论)

1) 戴昌达、胡德永、万卫建, TM 数据的信息特征,第二代资源卫星应用研究资料汇编(一),中国科学院空间科学技术中心,1986年。

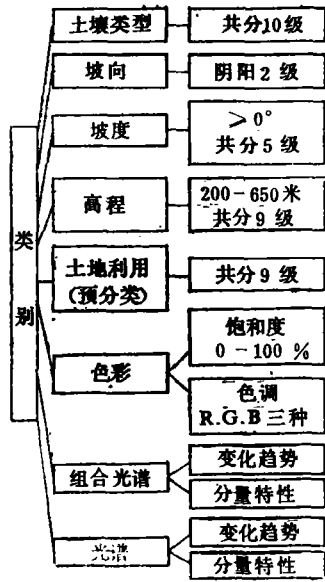


图 8 一般土地利用分类各类的类别属性概念描述内容

Fig. 8 The concept description of class characteristics of general landuse classification

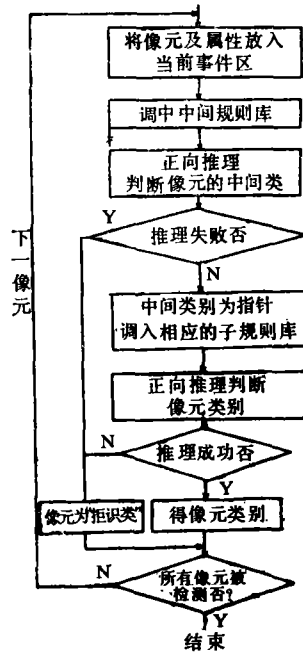


图 9 推理过程框图

Fig. 9 The block diagram of reasoning process

规则:

(RULE N

(IF (fact No. 1)
 (fact No. 2)
 ⋮
 (fact No. n)
 (THEN (result)))

子规则库格式:

((RULE 1

(IF(.....)
 (.....)
 ⋮
 (.....)
 (THEN(.....)))

(RULE 2.....

(RULE n

(IF(.....)
 ⋮
 (THEN(.....))))

4. 推理的实现

结合实际建立的综合数据库和规则库,利用 GCLISP 推理结构语言进行推理,完成

了推理机的实现(图 9)。

本专家系统具有模块化的特点,便于今后进一步完善和修改。

三、分类实验与结果分析

1. 试验区概况

本试验区包括黑龙江省穆稜县县城八面通镇在内的北纬 $44^{\circ}51' - 45^{\circ}0'$, 东经 $130^{\circ}27' - 130^{\circ}41'$, 512×512 像元, 200 余平方公里的范围。区内有河谷盆地及丘陵漫岗地两种地貌类型。

在河谷地区,土壤以草甸土、水稻土为主,水源充足,排灌条件好,主要作物为水稻。丘陵漫岗区,土壤为白浆土、山地草甸土、棕壤土,农田较多,多种玉米、小麦、大豆等多种作物。局部地段坡度颇陡,超过 25° , 常发生较严重的水土流失。在农作物种植区划中,该区属水稻为主的杂粮区。试验区境内有穆稜河、亮子河、清河、雷峰河等水系。

区内海拔高度为 200—650 米,在穆稜河外围山地,林型为桦、杨、柞混交天然林,穆稜河平原和丘陵地带基本是多代萌生低价柞矮林和人工林。由于该区开发较早,村屯密集,人口集中,森林资源破坏严重,原始林已绝迹。

2. 实验结果及分析

本试验区土地利用共分 9 类。

1 坑塘水库 (pond)	}	W	5 水浇地 (waterfield)	}	R
2 河流 (River)			6 林地 (forest)		
3 水田 (rice)			7 灌丛 (shrub)		
4 旱地 (dryfield)]D			8 荒地 (Barefield)		
		9 居民点 (resident)]G			

通过各种处理,我们可得到“不确定”像元的分布。其中黑点为“不确定”像元。表 1 为“不确定”像元的数目、组成及各部分占整幅图像(512×512)的百分比。

表 1 “不确定”像元的组成
Table 1 The composition of “uncertain” Pixels

	两次分类结果不同	两次分类结果相同 但相应可信度低	累 积
数 目	52 962	4 982	57 944
占整幅图像 (%)	16.39	6.46	22.85

经专家系统分类后,利用其推理判别结果修改预分类图像中相应“不确定”像元的类别,如像元的专家系统分类结果为“拒分类”,则保持原分类结果不变,得到一幅新的分类图,即本专家系统的分类结果图(图版 I 图 10)。

表2 专家系统分类结果
Table 2 The Result of Expert System Classification

	“不确定”像元集合	类别改变的像元集合	类别不变的像元集合	“拒分类”像元集合
像元数目	57 944	21 538	18 113	18 293
占“不确定”像元 (%)	100	37.17	31.26	31.67
占整幅图像 (%)	22.85	8.21	6.90	6.98

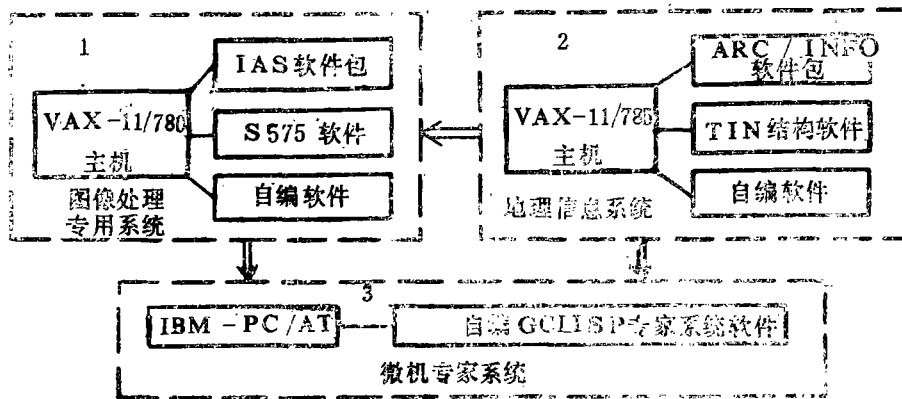


图 11 系统设备配置

Fig. 11 System equipment arrangement

经专家系统分类后，“不确定”像元被分成三部分（表2）。表中所谓类别变化是指与预分类（采用最大似然法）结果的比较。部分像元类别不变，再次证明了最大似然法不失为一种较好的常规分类方法，“拒分类”的存在是由于专家系统采用了较严的约束、较精确的特性描述实例所致，表面看降低了分类精度，实际上是提高了。因为每一像元类别的可信度较高。最大似然法所得分类结果与专家系统分类结果相比，并通过目视判读验证，可粗略地认为，专家系统分类方法的使用，使分类精度大约提高了8%。

3. 试验系统

本工作使用三种计算机系统，其配置如图11所示。第一部分为综合数据库的建立，第二部分为辅助数据的获取，第三部分为专家系统的建立，使用 Fortran 及 GCLISP 两种语言。

四、结 语

(1) 本专家系统分类方法是模式识别原理、图像处理技术、人工智能方法相结合的产物。是具有一定“智能”的分类方法，可作为提高分类精度的有效途径之一。

(2) 该分类系统用的多级分块结构便于针对具体问题对系统进行相应的修改, 是一种适用于多种应用领域的分类系统结构。

(3) 本系统在知识的获取和应用上很有特点, 充分利用了 TM 图像的光谱特性及导出的组合光谱特征, 还引入模拟时相信息、色彩信息、判读专家经验等, 知识内容丰富。

(4) 本系统规则库采用层次子系统结构, 使规则库简化, 推理过程大大缩短, 节省了分类时间, 在一定程度上解决了匹配时的冲突。

(5) “不确定”像元检测技术的使用, 使综合数据库数据量得到压缩, 分类时间减少。

(6) 在系统建立中, 可以将所有工作移到微机上进行, 设备价格低, 便于推广。在研究中我们还同时完成了数据类型的转换工作, 摸索出了两种机型 (VAX 和 IBM-PC)、两种语言 (Fortran 和 GCLISP) 之间的数据变换方法。

(7) 专家系统分类方法及相应的系统建立方法均存在许多有待进一步研究的问题, 如信息利用、分类流程、规则库结构等。其中标志着系统自动化水平的知识自采能力如何提高, 是今后进一步研究的主要方向之一。

总之, 通过本工作, 我们对专家系统分类方法及相应的分类系统的建立进行了初步的研究和探讨, 明确了将专家系统引入 TM 图像分类中的可行性、正确性、合理性及实用性。通过具体试验, 证实了基于规则的专家系统在提高 TM 图像分类精度方面确有作用。

参 考 文 献

- [1] Anita Taylor, Alan Cross, David C. Hogg and David C. Mason, Knowledge-based Interpretation of Remotely Sensed Images, *Image and Vision Computing*, Vol. 4, No. 2, pp. 67—83, 1986.
- [2] Nagao M. and Matsuyama T., A structure Analysis of complex aerial photographs, plenum, NY, USA 1980.
- [3] Nazif A. M. and Levine M. D., Low level image Segmentation: an Expert system, *IEEE Trans.*, Vol. PAMZ-6, No. 5, pp. 555—577, 1984.
- [4] Goldberg M., Karam G. and Alvo M., A production rule based expert system for interpreting multi-temporal Landsat imagery, *proc. IEEE*, Vol. 71, 1983.
- [5] Goldberg M., Goodenought D. G., Alvo M. and Karam G. M. A herarchical expert system for update forestry maps with Landsat data, *proc. IEEE*, Vol. 73, No. 6, pp. 1054—1063, 1985.
- [6] Erikson W. K. and Likens W. C., An application of expert system technology to remotely-sensed image Analysis, *IEEE proc*, Pecora, IX Symp, pp. 258—276, 1984.
- [7] Rosenfeld A. and Avinash C. KAK, *Digital Picture processing*, Academic, NY, 1982.
- [8] N. J. 尼尔逊(倪光南、周少柏译), *人工智能原理*, 科学出版社, 1983 年。
- [9] J. D. 厄尔曼(张作民译), *数据库系统原理*, 国防工业出版社, 1984 年。
- [10] Bana H. Ballard, Christopher M. Brown, *Computer Vision*, 虹桥书店(台北), 1982 年。
- [11] David A. Langrebe, Analysis technology for land remote sensing, *Proc. IEEE*, Vol.69, No. 5, May, pp. 628—632, 1981.

An Application of Expert System to the Classification of TM Landsat Image

Kuang Xia, Chen Yiyun, Dai Changda

(Remote Sensing Satellite Ground Station, Chinese Academy of Sciences)

Abstract

An important research topic in remotely-sensed image processing and application is to improve the classification accuracy of TM Landsat image. In this paper, a survey is made on the current classification methods. A new method for TM Landsat image classification using rule-based expert system is discussed.

In this method, an image is pre-classified by statistical classification method and "uncertain" pixels are detected. Then "uncertain" pixels are accurately using various types of knowledge and information such as spectrum, topography, soil map, the previous classification result and visual interpretation experiences etc. So the whole image has been classified more accurately.

Using this method, we have designed and implemented a preliminary land use classification system. Experiment proved that the accuracy of this new classification method is 8 percent higher than that of the statistical classification (Maximum likelihood) which only uses multi-spectral information.

Key words Remote Sensing Classification Pattern Recognition Image processing Expert System



图5 高程分层图像



图6 土壤类型分级图像



图7 监督分类（预分类）结果图像

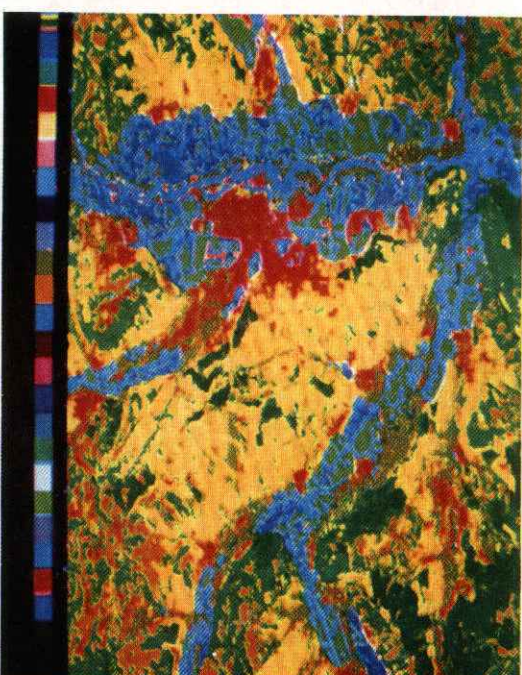


图10 专家系统分类结果